

早稲田大学博士論文(概要)		
	学位記	文科省報告
2007	4561	甲 乙 2457

概要書

SEMによる集団AHPモデルを用いた
意思決定過程の分析モデル

齋藤 朗宏

学位論文
4561
2

概要書

SEMによる集団 AHP モデルを用いた意思決定過程の 分析モデル

齋藤 朗宏

第1章 AHP から SEM による集団 AHP モデルへ

意思決定とは、幾つかの代替案を挙げてこれらを順位づけする作業である(八巻,2004)。つまり、人が物事を決定しなければならない場面においては、複数存在する選択肢となる比較の対象について、心中にある個々の対象に関する意識を何らかの方法で整理し、一連の順位とするという過程が必要となる。日常生活においてこの過程は頻繁に発生し、その大半は直感的かつ短時間で行われる。しかし、その決定が将来を左右する場合や、大金が動く場合など、簡単には決めきれない場面もまた多く存在する。

意思決定に困難が生じるのは、前述の過程を人は論理的に把握出来ていないからであると考えられる。換言すれば、順序をつけることが決定であるのにも拘らず、代替案に対する認識を定量的に評価出来ていないからということである。このような意思決定における定量的な評価に関する研究は、主にオペレーションズ・リサーチの分野で発展して来た。これは、岡太・後藤(1987)においても述べられている通り、オペレーションズ・リサーチの目的が費用対効用の最大化にあり、そのために現象を客観的かつ定量的に捉えて分析し、その結論を意思決定、行動を最適化するための一つの判断材料にするという立場を取っている点に起因している。

中でもより制約が少なく、応用範囲の広い意思決定手法として、本研究において取り上げる、T.L.Saaty により 1971 年に提案された AHP (Analytic Hierarchy Process) がある。本研究は、AHP を SEM の文脈から再表現したモデルについて、潜在混合分布モデル、多群、多相モデルといった側面から発展させ、その有用性について述べることを目的としている。これらのモデルについて述べるにあたり、第1章ではまず AHP とその発展について述べ、続いて集団 AHP について説明する、その上で、それらの手法が持つ問題点について論じ、最後に、本研究の最も重要な前提となる SEM による集団 AHP モデルについて、分析例も含めて詳述する。

木下(1998)によると、AHP では、まず問題の要素を“最終目標”、“評価基準”、“代替案”の関係で捉える。このような関係は一般的に階層構造と呼ばれる。続いて最終目標から見た評価基準の重要度を評価し、次に評価基準から見た代替案の重要度を評価する。そして、これらの値を最終評価から見た代替案の重要度に換算するという流れで意思決定を行う。評価基準や代替案の評価には、一対比較を用いることが多い。

AHP では、最終評価を算出するために以下の式を用いる。

$$w_i = \sum_k w_k w_{ki} \quad (1)$$

k は評価基準を意味し、 w_k は評価基準の重要度である。同様に、 w_{ki} は評価基準 k における代替案 i の重要度である。

即ち、(1) 式は評価基準 k の重要度 w_k を重みとした代替案 i に関する重みつき和となる。

この AHP は基本的に個人が効率的に意思決定を行う過程を示している。しかし、実際の意思決定場面では、決定を行うのは個人に限らない場合が多い。寧ろ、複数の人間が決定に関わる場合の方が、より決定が困難になるケースが多い。

このような場面で利用されるのが集団 AHP であり、以下のような方法がある。

- ・集団の合議の上で、集団の意思として一対比較行列 X_k を設定する。
- ・個々に一対比較行列 X_{mk} を設定し、その要素 x_{mkij} について、

$$x_{kij} = \sqrt[M]{\prod_{m=1}^M x_{mkij}} \quad (2)$$

のようにして、 m に関する幾何平均を求め、その値を一対比較行列 X_k の要素とする。

記述的多変量解析と対に考えられるのが推測統計である。推測統計は抽出した標本からモデルの母集団におけるパラメタを推定し、その標準誤差を求めることで推定値がどの程度信頼出来るかを評価する。つまり、記述的多変量解析と推測統計では議論の対象に大きな違いがある。前者はその標本に限定しているのに対し、後者は標本の背後の母集団を議論の対象としている。純粋に標本の要約を目的とした分析を行うのであれば、記述的多変量解析に問題はない。しかし、多くの場合には、記述的な手法を使いながらも背後の母集団が興味の対象となっている。そうなった場合、記述的多変量解析と推測統計との間にある、得られた統計量の誤差を評価するか否かの差が問題となる。即ち、抽出された標本から得られた統計量には、母集団全体から得られた統計量とは違い、誤差が存在するという前提が記述的多変量解析にはないのである。齋藤・豊田 (2004)、齋藤 (2004) などから、この姿勢には問題があることがわかる。

コレスポンデンス分析に関する布置の精度の研究では、記述的多変量解析の手法であっても、推測統計同様に母集団の特徴を知りたいのであれば、推定に関する誤差の評価は必要であり、また、その誤差を得る手段が存在することが確認された。それでは、AHP 並びに集団 AHP についてはどうであろうか。

まず、母集団の特徴を知りたいのかという点に関して考える。母集団の特徴を知るためには複数の標本が必要であり、また、そもそも興味の対象は母集団ではなく評定者自身である。このように、個人を対象とした AHP はその特性、目的から推定誤差を得る必要は薄い。一方、集団 AHP は、(2) 式を用いる個々の評定を統合する方法を取っている限り、複数の標本が存在する多変量データである。ただし、前に述べたように効率的な意思決定を行うために集団 AHP を利用する場合、母集団がどう決定するかにはあまり興味はない。しかし、意思決定の研究はそれだけではない。その集団の意思決定から、人間行動の一般法則を定立する

ことを目的とすることも考えられ、その目的を持つのであれば、母集団の特徴こそが最も重要となる。

つまり、集団の意思決定問題に対して、どのように決めたか、その決定過程の一般法則を研究することを目的とするとき、誤差の評価が不可欠となる。

コレスポンデンス分析の場合と異なり、分布に基づいた推定量を求められるように AHP を改良することがより良い選択肢と考えられる。豊田・米村・齋藤 (2004) ではそのような観点から AHP を改良した。AHP による一対比較の結果として、代替案、評価基準それぞれを SEM を用いて

$$x_k = A_k f_k + e_k \quad (3)$$

$$y = Bg + d \quad (4)$$

のように表現し、ここに因子平均として

$$f_k = \mu_k + \zeta_k \quad (5)$$

$$g = \mu + \epsilon \quad (6)$$

を考える。このとき μ_k はサイズ P の期待値ベクトルであり、評価基準 k における代替案 i の当該集団における魅力 μ_{ki} を i 番目の要素とする。同様に μ はサイズ K の期待値ベクトルであり、評価基準 k の当該集団における魅力 μ_k を k 番目の要素とする。

株の収益モデルについて、このようなモデルを用いて分析を行った結果、パラメタの標準誤差、被験者の反応の散らばりなどを確認することが出来、集団 AHP を SEM を用いて表現したことによるメリットが確認された。

第2章 潜在混合分析

第2章では、潜在混合分析について述べ、続いて Muthén(2002) のフレームワークから、SEM による潜在混合分析について述べた。

潜在構造分析は元々2値データの背後にある構造を数量的に捉えるための分析手法として提案されているが、山口(2000)、豊田(2000)にも見られるように、潜在変数を想定する分析、特にカテゴリカルな潜在変数を想定する手法の総称として用いられるのが一般的となっている。

被験者の反応ベクトル \mathbf{x} について、背後にカテゴリカルな潜在変数 y を仮定し、実際には測定こそできないものの、この被験者はこの y についても個々の反応(たとえば $y=c$)を持っていると仮定する。このとき、観測変数ベクトル \mathbf{x} の密度関数 $f(\mathbf{x}, \gamma)$ は以下のように表現される。

$$f(\mathbf{x}, \gamma) = \sum_y \pi(\mathbf{x}|c, \alpha) \nu_c \quad (7)$$

α, γ はそれぞれの分布のパラメタであり、 $\pi(\mathbf{x}|c, \alpha)$ はカテゴリ c が所与の下での \mathbf{x} の密度関数、 ν_c はカテゴリ c に属する確率である。つまり、これは項目への反応(\mathbf{x})の確率は、潜在変数(y)への反応の確率を消去して周辺化することで求められることを示している。

ここで、条件付き密度関数 $\pi(\mathbf{x}|c, \alpha)$ には局所独立の仮定が置かれる。即ち、

$$\pi(\mathbf{x}|c, \alpha) = \prod_k \pi_k(x_k|c, \alpha) \quad (8)$$

である。このことが意味するのは、潜在変数が与えられた下では項目への反応の間に連関性はないという事である。逆に言えば、項目への反応の連関性は潜在変数ですべて説明されるということである。

潜在構造分析では、 π_k に適当な関数を与えた下で \mathbf{x} への反応行列から分布に関するパラメタを推定する。

潜在構造分析において、観測変数ベクトル \mathbf{x} の取りうる値が0,1の2値であるような特別な場合を潜在クラス分析 (Latent Class Analysis) と呼ぶ。

調査対象となる K 個の2値データをそれぞれ $r_1, \dots, r_k, \dots, r_K$ とする。また、オブザベーション m の項目 r_k への反応を δ_{km} と置く。ここで、ある潜在変数 c を持つものが r_k において1と反応する確率は

$$\pi_k(x_k|c) = P(r_k = 1|y = c) \quad (9)$$

と定義することができる。

また、属性によらない r_k に対して1と反応する確率は

$$P_k = \sum_{c=1}^C \pi_k(x_k|c) \nu_c \quad (10)$$

となる。ここで、局所独立の仮定を置くことで、

$$\pi(\mathbf{x}|c) = \prod_k \pi_k(x_k|c) \quad (11)$$

が得られ、即ち、

$$f(\mathbf{x}, \gamma) = \sum_{c=1}^C \pi(\mathbf{x}|c) \nu_c = \sum_{c=1}^C \prod_k \pi_k(x_k|c) \nu_c \quad (12)$$

である。また、項目に対する反応から、被験者数を M 人としたとき

$$\hat{P}_k = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \delta_{km} \quad (13)$$

$$\hat{P}_{kl} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \delta_{km} \delta_{lm} \quad (14)$$

$$\hat{P}_{klp} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \delta_{km} \delta_{lm} \delta_{pm} \quad (15)$$

⋮

である。項目に対する反応に (12) 式のようなモデルを仮定し、(15) 式のような制約を利用して解くことで $\pi_k(x_k|c)$ や ν_c を求め、そこからデータに内在する構造を明らかにする分析が潜在クラス分析である。

潜在クラス分析のパラメタ推定法として、EM アルゴリズムが挙げられる。潜在クラス分析において求めるべき母数は、個々のクラスに属する確率 $P(y)$ と、クラス y が与えられた下での個々の項目 x_i への反応確率 $P(x_i|y)$ である。それぞれ 2 値変数に関する確率であるので、十分統計量は頻度となる。特に、観測変数と潜在変数の同時頻度 $n(\mathbf{x}, y)$ が必要となる。また、観測変数の同時頻度 $n(\mathbf{x})$ も考える。このとき、E-step, M-step はそれぞれ以下のようになる。

E-step

$$\hat{n}(\mathbf{x}, y) = E(n(\mathbf{x}, y) | n(\mathbf{x}); P(y), P(\mathbf{x}|y)) \quad (16)$$

$$= n(\mathbf{x}) P(y|\mathbf{x}) = n(\mathbf{x}) \frac{P(\mathbf{x}|y) P(y)}{P(\mathbf{x})} \quad (17)$$

ここで、局所独立の仮定より以下が成立する。

$$P(\mathbf{x}|y) = \prod_i P(x_i|y) \quad (18)$$

$$P(\mathbf{x}) = \sum_y P(y) \prod_i P(x_i|y) \quad (19)$$

M-step 推定された同時頻度 $\hat{n}(\boldsymbol{x}, y)$ から最尤推定値を求める．ここで， \boldsymbol{x}^* は $j \neq i$ の下でのすべての x_j を意味する．

$$P(y) = \sum_{\boldsymbol{x}} \hat{n}(\boldsymbol{x}, y) / n \quad (20)$$

$$P(x_i | y) = \frac{\sum_{\boldsymbol{x}^*} \hat{n}(\boldsymbol{x}, y)}{\sum_{\boldsymbol{x}} \hat{n}(\boldsymbol{x}, y)} \quad (21)$$

潜在構造分析は，Muthén(2002) のフレームワークから SEM で表現可能である．Framework A が示すのは連続的な潜在変数を持つ場合である一方で Framework B では離散的な潜在変数が示され，その双方を兼ね備えたモデルも表現可能である．

第3章 SEMによる集団 AHP モデルを用いた意思決定過程の潜在構造分析

豊田・齋藤(2005a)では、商品に対する評価について GAS を用いて分析を行った上で、各得点がもっとも高い人から3人、最も低い人から3人ずつピックアップし、最も人気のない商品が好きな理由などをインタビューするというように、特徴のある個人を抽出して分析する事を奨めているが、この方法には問題がある。例え特徴的な反応をする個人がいたとしても、それが本当にただ変わった人というだけである可能性があり、もしそうであるのなら、マーケティングの対象にはなりえないからである。そうであるならば、特徴的な反応をする層を求める必要がある。第3章では、では GAS に潜在構造分析を導入する事で、通常とは異なる意思決定過程を持つグループを検出する手法を提案し、その有用性について検討する。

GAS のモデル中に、潜在構造を仮定しうる部分は2ヶ所ある。1ヶ所が評価基準の重要度を示す因子であり、もう1ヶ所が、評価基準毎の代替案の重要度を示す因子である。本研究においては、評価基準の重要度を示す因子の因子平均に潜在構造を仮定するモデル(モデル α)、評価基準毎の代替案の重要度を示す因子の因子平均に潜在構造を仮定するモデル(モデル β)、その両方、すべての因子の因子平均に潜在構造を仮定するモデル(モデル γ)の3通りを想定する。本研究では、推定の安定を考慮して因子平均のみに潜在構造を仮定し、分散に関してはクラス間で等しいとしたが、因子の分散もクラス毎に異なるようモデルを構築する事も勿論可能である。これら3つのモデルは、Muthén& Muthén(2006)の Framework から、内生的な観測変数が連続変数であり、2値の潜在変数が導入される Framework B に属するモデルと言える。

評価基準のクラス数、代替案のクラス数がそれぞれ2の場合、3つのモデルは以下のように表現される。

・モデル α

$$C1: f_k = \mu_k + \zeta_k, \quad g_1 = \mu_1 + \epsilon \quad (22)$$

$$C2: f_k = \mu_k + \zeta_k, \quad g_2 = \mu_2 + \epsilon \quad (23)$$

・モデル β

$$C1: f_{k1} = \mu_{k1} + \zeta_k, \quad g = \mu + \epsilon \quad (24)$$

$$C2: f_{k2} = \mu_{k2} + \zeta_k, \quad g = \mu + \epsilon \quad (25)$$

・モデル γ

$$C1: f_{k1} = \mu_{k1} + \zeta_k, \quad g_1 = \mu_1 + \epsilon \quad (26)$$

$$C2: f_{k2} = \mu_{k2} + \zeta_k, \quad g_1 = \mu_1 + \epsilon \quad (27)$$

$$C3: f_{k1} = \mu_{k1} + \zeta_k, \quad g_2 = \mu_2 + \epsilon \quad (28)$$

$$C4: f_{k2} = \mu_{k2} + \zeta_k, \quad g_2 = \mu_2 + \epsilon \quad (29)$$

これらのモデルについて、情報量基準 BIC(Bayesian Information Criterion) や解釈可能性の検討などから最適なモデルを選択する。クラス数が多くなる場合、自動処理のための何らかのプログラムの開発は不可欠である。よって、そのようなプログラムを開発し、分析例において使用した。

分析例では4つの例が示された。分析例1では株価印象モデルが再分析され、その結果、大多数は通常 GAS を用いて分析した結果と同様に安心感を重視し、リファレンス・ポイントが低い代替案を支持しているのだが、それでも全体の25%という決して無視できない割合の人々は、ギャンブルとして楽しさを重視したり、あるいはリスクの有無を重視していることが確認された。これは、本モデルの目的である、通常と異なる選択をする人がある程度の割合で存在しているかを確認するという点を満たしたと考えられる。

分析例2ではジャージのブランド選択モデルについての分析が行われた。この結果、全体の8割近くを占めるクラス1の被験者はデザインを最重要視し、汎用性をあまり考慮しない一方で、全体の2割強であるクラス2の被験者は、汎用性を重視している事が確認されたが、どちらのクラスもナイキを最も好み、次にアディダスというように、選好順位はほぼ同じであった。同じ決定をしたとしても、その決定過程は人それぞれであるということが確認され、この点が見られることが意思決定過程の分析モデルである GAS の一つのメリットであると考えられる。

分析例3では携帯キャリア選択モデルについての分析が行われた。その結果、全体の14%、11人を占めるクラス1はシェアを特に重視し、その結果 DoCoMo を支持するクラスであり、残86%、67人を占めるクラス2は価格を特に重視し、その結果 au を支持するクラスとなった。その一方で、本調査参加者における携帯のシェアは、DoCoMo が42%、au が30%、vodafone が13%、Tu-Ka が1%、その他、不明などが14%であった。この違いは潜在的な選好度と実際との乖離と考えられ、MNP 導入後の au の好調が示唆される結果となった。

分析例4では夕食を食べに行く飲食店の選択モデルについての分析が行われた。その結果、1割強の被験者が属する結果となったクラス2では、質という観点ですら所謂ファーストフードと呼ばれるマクドナルド、松屋、サイゼリアの方が定食屋である大戸屋、焼肉屋である牛角、ファミリーレストランであるロイヤルホストよりも高く評価される結果となった。実は、本調査における調査対象者

の殆どが所属する学部のあるキャンパス周辺には、マクドナルド、松屋、サイゼリアはあるが大戸屋、牛角、ロイヤルホストはない。このデータのみからは確認出来ないが、クラス2の被験者の選択の背景には、こういった“距離”という評価基準が入っている可能性は否定出来ず、評価基準の設定の仕方に問題があった可能性が示唆された。こういった点も、本モデルの付加的なメリットとして重要であると考えられる。

第4章 多群, 多相多変量解析

第4章では多群・多相集団 AHP モデルの前提となったコンジョイント分析と、多群・多相データに対する探索的ポジショニング分析という2つの分析モデルについて述べている。

コンジョイント分析は Luce & Tukey(1964) のコンジョイント測定 (Conjoint Measurement) に基礎を置いている。数理心理学の世界で生まれた手法だが、特にマーケティングへの応用が盛んで、Green & Rao(1971) を嚆矢とし、極めて多くの適用例がある。

コンジョイント分析は、新商品開発を例にとるとわかりやすい。ある商品の試作品 A と B がある状況を考える。このとき、A を好んだ消費者が全体の 60%、B を好んだ消費者が全体の 40% いるとする。勿論開発者から見てこの情報は重要だが、知るべき情報はそれだけではない。消費者から一方がより好まれ、他方がより好まれなかったのは何故なのかを知ることが、より良い商品の開発に繋がるからである。

商品には様々な属性がある。パソコンを例に取るならば、価格、CPU パワー、メモリ、グラフィックなど、様々な属性が想定でき、そのそれぞれについて個々のパソコンはある特定の値(水準)を持つ。例えばサイズを属性とするならば、“B5 ノート”はその水準の1つとして想定できる。コンジョイント分析では、一方が好まれるのは何故なのかを、消費者にとって重要な属性は何か、その中で好まれる水準は何かという観点から考察する。

SD データ (semantic differential data) は“被験者”×“尺度”×“概念”の形式の3相データである。SD データが3相データのまま解析されることは、極めて希である。被験者に関して平均を計算し、“尺度”×“概念”の形式にしたり、“被験者”×“概念”を1つの相にまとめたりして、3相データの持つ情報を利用せずに、2相データに縮退させてから分析することが多い。これは情報損失である。

3相データの探索的分析法は大別して2つの流れがあった。1つは Harshman & Lundy(1984) による PARAFAC (parallel factor analysis) モデルであり、もう1つは Tucker(1964) を嚆矢とする3相因子分析 (three mode factor analysis) である。しかしこれらの方法はSD データ解析手法の定番にはなり得ていない。その1つの理由として“尺度”と“概念”とが対等に扱われていることが挙げられる。

その欠点を克服した方法として、特に明確な学問的仮説がない状況で、3相データのまま、探索的にSD データを分析する豊田 (2001a) の方法を挙げることができる。

また、SD データは、現場からの実践的な要請に応えるために、3相よりも複雑な形式で収集されることが少なくない。主要な2方向の拡張として、3相多群の形式、あるいは4相の形式がある。

因子平均が群を問わない平均と群の効果の和の形に分解するのが3相多群モデ

ルであり、因子平均が上位概念の因子平均の平均で表現されているのが4相モデルとなる。

第5章 多群・多相集団 AHP

この章では4.2節で述べられた2つの方向性からGASの拡張を試みている。

一つ目の方向性は、多群のデータに対する分析である。これは、性別、学年、出身地域等で群分けした場合に、意思決定過程にどのような違いが現れるかを比較する事を目的としている。

もう一つの方向性は、代替案が多相である場合の分析である。これは、代替案が属性の組み合わせによって表現されている場合に、それぞれの属性の重要度を分析する手法となる。基本的にはコンジョイント分析と同様の発想と言え、コンジョイント分析で得られる情報のみならず、評価基準ごとの重要度というAHP特有の情報も得られる両者のハイブリッドな手法である。

また、上記2モデルを併合したモデル、即ち多群・多相モデルも可能である。これは、複数の群について、評価基準ごとの属性の重要度を分析するモデルと言える。

多群モデルでは、 N 人の被験者に対して取られたAHPデータについて、被験者がそれぞれ N_h 人の群(H 個)に分割される状況を想定する。即ち

$$N = N_1 + \cdots + N_h + \cdots + N_H \quad (30)$$

である。

このとき、(5)式、(6)式をそれぞれ

$$f_{kh} = \mu_k + M_k s + \zeta_k \quad (31)$$

$$g_h = \mu + M s + \epsilon \quad (32)$$

と置き換える。

ここで、 M は k 行 h 列目に評価基準 k に関する群 h における評価の平均からの偏り m_{kh} が入る $K \times H$ の行列である。また、 μ_k 、 μ は(5)、(6)式と異なり、それぞれ評価基準 k に関する代替案 i の群を問わない選好度、評価基準 k の群を問わない選好度となる。

代替案が2つの属性 p 、 q の有無によって表現されているとする。即ち属性ありを1、なしを-1で表現するならば、

$$(p, q) = (1, 1), (-1, 1), (1, -1), (-1, -1) \quad (33)$$

が個々の代替案となる。このとき、 f_k は

$$f_k = \Lambda t_k + \nu_k \quad (34)$$

と2次因子分析の形で置き換えられる。ここで、 Λ は要素に $-1, 1$ を持つ計画行列であり、 t_k は評価基準 k における属性 r の重要度を r 番目の要素として持つ因子ベクトル、 ν_k は残差ベクトルである。従って、それぞれ

$$\Lambda = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \\ 1 & -1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (35)$$

$$t_k = \begin{bmatrix} t_{kp} & t_{kq} \end{bmatrix}' \quad (36)$$

$$\nu_k = \begin{bmatrix} \nu_{k1} & \nu_{k2} & \nu_{k3} & \nu_{k4} \end{bmatrix}' \quad (37)$$

となる。さらに、この因子ベクトル t_k に因子平均を仮定する。即ち、

$$t_k = \mu_{tk} + \xi_k \quad (38)$$

という形である。ここで、 μ_{tk} は k 番目の評価基準における属性の平均的な評価、 ξ_k は k 番目の評価基準における属性の評価の分散となる。

この結果得られる $E(f_k)$ と同じデータを通常のGASで分析した際の結果との違いが属性の組み合わせの効果と考えることができ、解釈の材料とすることができる。

さらに多群・多相モデルでは、(3)式並びに(4)式が与えられたとき、それぞれ

$$f_{hk} = \Lambda t_{hk} + \nu_k \quad (39)$$

$$g_h = \mu + Ms + \epsilon \quad (40)$$

とする。ここで、

$$t_{hk} = \mu_{tk} + M_{tk}s_t + \xi_k \quad (41)$$

である。(39)式は多相モデルと、(40)式は多群モデルと同じ形である。(41)式は多相モデルの平均ベクトル μ_{tk} が群を問わない平均的な属性の選好度 μ_{tk} と群による偏り $M_{tk}s_t$ との和の形に分解されている。

分析例では、女性の30代後半の理想のライフスタイルを大学生に対して調査した。

まず、女性だけに対象を限定して通常のGASを用いた分析1の結果、精神的充足が重みにして0.749と特に重視されている点、また、精神的充足で高い評価を得た子持ち、子なし共働き、独身キャリアウーマンなどが高い評価を得ている点を確認された。これらの代替案は就労しているという点で共通している。しかし、この結果のみでは就労が婚姻、子供の有無より重要か否かを確認することができない。

そこで多相モデルを用いて分析した結果、就労の因子平均が 0.857 と最も高く、上記の就労の重要さが確認された。

続いて、被験者に男性も加え、多群モデルで分析をした結果、約半数の因子平均で男女差があることが示唆された。特に注目に値するのは、女性に高く評価されていた独身キャリアウーマンの評価が低いことであった。

最後に多相・多群モデルで要因の因子平均の比較をした。その結果、男性は、もし自分が女性であるならば、仕事をせずに子供を産み育てる生き方が望ましいと考えていることが確認された。これは、2つの可能性を示唆している。1つが男性は女性に仕事をしないで家庭に入ってほしいと願っている可能性であり、もう1つが、今回の結果は男女差があることを示しているのではなく、今回分析の対象となった女子大学生が一般的な女性よりキャリア志向が高いことを示している可能性である。

第6章 総合考察

本論文全体を通して、意思決定過程を分析するための手法として AHP のように代替案を評価基準ごとに評価し、さらに評価基準の重要度も評価するモデルを取り上げた。

1 章では AHP の基本について述べ、AHP のような記述的な手法の持つ問題点、その問題点を解決する SEM による集団 AHP モデル (GAS) について説明を行った。

2 章では、GAS と潜在混合分析の複合モデルの提案にあたり、潜在構造分析、潜在混合分析について述べている。また、因子に対する潜在混合分析のように、潜在混合分析を SEM の文脈で柔軟に表現することを可能とした Muthén(2002) についても述べている。

3 章では、本論文の大きな柱の一つでもある SEM による集団 AHP モデルを用いた意思決定過程の潜在構造分析について説明した。GAS では評価基準の評価結果を示す因子と評価基準ごとの代替案の評価を示す因子の双方があるため、クラスの設定が複雑となり、比較しなければならないモデル数が極めて多くなる。そこで、ソフトウェア “GALMIX” を開発し、モデル設定の省力化を行った。4 つの分析例では、GAS と潜在混合分析の複合モデルにおいて、通常とは異なる意思決定過程を持つグループを検出出来る点や、評価基準の設定に関して問題点を検出出来る機能がある可能性について実際に示した。

4 章では、本論文のもう一つの柱である多群・多相 AHP モデルの提案にあたり、その研究の前提となるコンジョイント分析、多群・多相データに対する探索的ポジショニング分析について説明した。

5 章では、多群・多相 AHP モデルについて述べた。多群モデルは 2 値の観測変数を想定することで表現され、多相モデルは評価基準ごとの代替案の評価を、要因を示す因子の線型和とすることで表現されることを示した。分析例から、多群モデルでは群ごとの代替案、評価基準に対する選好の違いが見られ、多相モデルでは要因の水準の効果について確認され、多群・多相モデルでは要因の水準の効果の群間比較が可能となった。また、多相モデルでは、水準が組み合わせられたことによる交互作用や、水準の組み合わせに別の名前を与えたことによる効果についても見る事が出来た。

本論文で新たに提案したのは 3 章、5 章で述べたモデルである。これらの章で述べられたモデルを通して、AHP のように評価基準ごとに代替案を評価し、さらに評価基準について重要度を求め統合することで決定を行う手法を意思決定過程を分析する手段として用いることの有用性が示された。特に潜在混合分析と多群モデルは、どちらも 2 値の変数を群を表現する変数として導入している、つまり意思決定過程の群間比較という点では共通している。2 つのモデルの違いはその群を表現する変数が潜在変数 (潜在混合分布モデル) か観測変数 (多群モデル)

かの違いである。

SEM の大きなメリットの一つにモデル構成の柔軟さがある。本論文で提案されたモデルや、その前提として紹介したいくつかのモデルにおいてもその柔軟性は重要なポイントとなっている。今後の研究にあたっても、この柔軟性を活かし、今回提案したモデルを様々な形で発展させることが出来ると考えられる。

文献

- Green, P.E. & Rao, V. R. 1971 Conjoint Measurement for Quantifying Judgmental Data. *Journal of Marketing Research*, 8(3), 355-363.
- Harshman, R. A., & Lundy, M. E. 1984 Data preprocessing and the extended PARAFAC model. In Law, H.G., Snyder, C.W., Hattie, J.A., & McDonald, R.P. (eds.). *Research Methods for Multi-mode Data Analysis*. New York: Praeger, 216-284.
- 木下 栄蔵 1998 孫子の兵法の数学モデル-最適戦略を探る意思決定法 AHP- 講談社ブルーバックス.
- Luce, R. D. & Tukey, J. W. 1964 Simultaneous Conjoint Measurement: A New Type of Fundamental Measurement. *Journal of Mathematical Psychology*, 1, 1-27.
- Muthén, B.O. 2002 Beyond SEM: General latent variable modeling. *Behaviormetrika*, 29(1), 81-117.
- Muthén, L.K. & Muthén, B.O. 2006 *Mplus user's guide*(4th ed.). Muthén & Muthén.
- 岡太 彬訓, 後藤 兼一 1987 オペレーションズ・リサーチ-経営科学入門. 共立出版.
- 齋藤 朗宏 2004 コレスポンデンス分析における布置の精度. 早稲田大学文学研究科修士論文 (未公刊).
- 齋藤 朗宏, 豊田 秀樹 2004 コレスポンデンス分析における布置の精度. オペレーションズ・リサーチ, 49(3), 198-173.
- 豊田 秀樹 2000 共分散構造分析 [応用編]-構造方程式モデリング-. 朝倉書店.
- 豊田 秀樹 2001a 探索的ポジショニング分析-セマンティック・デファレンシャルデータのための3相多変量解析法-. 心理学研究, 72, 213-218.
- 豊田 秀樹・齋藤 朗宏, 2005a データから金脈を探す心理統計学講座 [12]AHP-後継者を選定する意思決定メソッド-. プレジデント 2004 年 12.13 号. プレジデント社.
- 豊田 秀樹・米村 大介・齋藤 朗宏 2004 SEM による集団 AHP モデル. 教育心理学研究, 52(2), 139-147.

Tucker, L. R. 1964 The extension of factor analysis to three-dimensional matrices. In Gulliksen, H., & Frederiksen, N. (eds.).

山口 和範 2000 潜在変数を含むモデルと EM アルゴリズム. (渡辺 美智子, 山口 和範 (編著). EM アルゴリズムと不完全データの諸問題.) 多賀出版.

八巻 直一 2004 AHP 理論と解釈. (木下 栄蔵, 大野 栄治 (編). AHP とコンジョイント分析.) 現代数学社.